

تقييم أسلوب التصنيف الهدي (OBC) لاستخراج المباني من المرئيات الفضائية

عبد الله بن محمد المثيبي

فرحان بن حسين الجعدي

وزارة التعليم

جامعة الملك سعود

المملكة العربية السعودية

farhan@ksu.edu.sa

aalmuthibi@gmail.com

قدم للنشر في ٣/١/١٤٤١هـ؛ وقبل للنشر في ٤/٥/١٤٤١هـ

ملخص البحث. تستخدم هذه الدراسة أسلوب التصنيف الهدي Object-Based Classification في استخلاص المباني من الصور الفضائية ذات الوضوح المكاني العالي للقمر الصناعي WorldView-3، للبيئات الحضرية، ومقارنة ذلك بطرق التصنيف التقليدية المعتمدة على الخلية Pixel مثل: التصنيف المراقب وغير المراقب. ولتطبيق هذا الأسلوب اختيرت جزيرة تاروت شرق المملكة العربية السعودية؛ لتنوع محيطها من مياه ونبات وسبخات، وتنوع تخطيطها بين الأحياء القديمة والحديثة. فقد استُخلصت المباني باستخدام مصنفي الجار الأقرب Nearest Neighbor وقواعد القرار Decision Rules في أسلوب التصنيف الهدي Object-Based Classification. ولتقييم صحة نتائج التصنيف تم إجراء عدد من المقارنات الإحصائية للنتائج مع التصنيفات التقليدية المبنية على الخلية، شملت مصنفات آيزوداتا IsoData، ومتوسطات-K Classifier في K-means، والتصنيف غير المراقب Unsupervised Classification، والاحتمالات العظمى Classifier Maximum Likelihood، والمسافة الدنيا للمتوسطات Minimum Distance to Means Classifier، والأنابيب المتوازية Parallelepiped Classifier في التصنيف المراقب Supervised Classification. وقد أُنتجت خرائط موضوعية باستخدام جميع الطرق السابقة، وجرى تقييم جودتها باستخدام اختبار الصحة الشاملة Overall Accuracy، ومعامل كابا Kappa Coefficient. وتوصلت الدراسة إلى أن أساليب التصنيف الهدي Object-Based Classification المستخدمة في هذه الدراسة حققت صحة عالية في استخلاص المباني في المناطق الحضرية، وتفوقت على الأساليب التقليدية القائمة على الخلية Pixel. وتوصي الدراسة بضرورة تطوير المزيد من النماذج المساعدة على تحسين التصنيف في بيئة التصنيف الهدي Object-Based Classification.

الكلمات المفتاحية: التصنيف الهدي، الاستشعار عن بعد، مرئيات فضائية، استخلاص المباني، جزيرة تاروت.

١. مشكلة البحث

يمثل التطور الهائل الذي طرأ على وسائل الاستشعار عن بعد منذ السبعينيات الميلادية، نقلة تقنية نوعية فتحت المجال واسعاً لتوفير الكثير من البيانات الرقمية التي ساعدت في حل الكثير من المشكلات المتعلقة بدراسات التخطيط الحضري ونمو المدن وغيرها. ويوفر الجيل الجديد من الأقمار الصناعية صوراً ذات وضوح مكاني عالٍ جداً يصل إلى أقل من ٣, ٠ متر، والتي تساعد في إنتاج خرائط تفصيلية للمناطق الحضرية ومتابعة التغيرات التي تطرأ عليها بشكل مستمر (De Paul, 2007, p. 2267). كما ساعد التطور المتسارع الذي طرأ على أجهزة الحاسب الآلي والبرامج الخاصة بمعالجة بيانات الاستشعار عن بعد Image processing في تسهيل التعامل مع كثرة مصادر البيانات الرقمية وزيادة حجمها الناتج من دقة الوضوح الطيفي Spectral والمكاني Spatial. ويعد التصنيف Classification إحدى أهم طرق المعالجة الرقمية التي تعمل على تحويل البيانات المتصلة Continuous Data للنطاقات المتعددة إلى بيانات منفصلة Discrete Data لتمثل في شكل خريطة موضوعية Thematic Map (Mather, 1999). فكل خلية Pixel تعالج بوصفها وحدة مستقلة لها قيمة رقمية واحدة في النطاقات الطيفية المتعددة التي تتكون منها الصورة. بعد ذلك تجمع الخلايا معاً ويتم تصنيفها إلى أصناف Classes محددة حسب قيمها الرقمية (Campbell, 2002).

تعد المناطق الحضرية بوصفها مراكز للتنمية الاقتصادية والاجتماعية هدفاً مهماً في تطبيق تكنولوجيا الاستشعار عن بعد. وتعتبر المباني من أكثر المعالم البارزة على صور الأقمار الصناعية في المناطق الحضرية التي يواجه استخلاصها تحدياً كبيراً لمحللي الصور والمخططين وصناع القرار. (Shrivastava & Rai, 2015, p. 01). ولذلك تم تطبيق العديد من الطرق لاستخلاص المباني والتي حققت تقدماً مهماً في هذا المجال، إلا أن تحديد المباني كوحدة مستقلة لا يزال يمثل مهمة صعبة ويواجه العديد من التحديات (Bachofer & Hochschild, 2015; Khurana & Wadhwa, 2015; Manno-Kovács & Ok, 2015; Sumer & Turker, 2008; Vakalopoulou, Karantzalos, Komodakis, & Paragios, 2015; Yan, Tan, Su, & Zhao, 2017; Zhao, Zhou, & Kuang, 2013) (Blaschke, 2010; Kulkarni, 2012). وتكمن المشكلة الرئيسة في تداخل طبقة المباني مع فئات الأهداف الأخرى؛ مثل: الطرق، والظلال، والغطاء النباتي، والأراضي المفتوحة (Shrivastava & Rai, 2015, p. 01). ولحل المشكلات التي يسببها هذا التعقيد قدمت أساليب مختلفة تعتمد على الخلية Pixel لتصنيف صور الأقمار الصناعية (Angeles et al., 2009; Baud, Sridharan, & Pfeffer, 2008; Shekhar, 2012; Šliužas, 2004; Sliuzas, Kerle, & Kuffer, 2008). إلا أن هذه الأساليب التي طبقت على الصور عالية الوضوح غير قادرة في معظم الحالات على تمثيل تباين المناطق الحضرية عن طريق استخدام المعلومات الطيفية

ستيمتراً على جزيرة تاروت لعام ٢٠١٦م.

٢. مشكلة الدراسة

تعتبر التكلفة والوقت والجهد المستغرق في استخلاص المباني في المناطق الحضرية بالأساليب التقليدية المعتمدة على المسح الميداني، أو التحليل البصري للصور الجوية والصور الفضائية، أو التحليل التقني المعتمدة على الخلية لإنتاج وتحديث الخرائط الموضوعية؛ من أبرز التحديات التي تواجه الكارتوجرافيين، خاصة في الدول الكبيرة من حيث المساحة أو الدول التي تتطور بسرعة، والمملكة العربية السعودية إحدى هذه الدول. وقد ساهم في تفاقم هذه المشكلة في الوقت الحاضر النمو السريع للمدن الذي أدى إلى زيادة الطلب على الخرائط الموضوعية للمناطق الحضرية، لمتابعة الامتداد الحضري وإدارة الكوارث الطبيعية والعقارات وعمليات التخطيط وصنع القرار وغيرها.

ويُعدُّ أسلوب التصنيف الهديفي (OBC) من أحدث أساليب تصنيف واستخلاص الظواهر من الصور الفضائية عالية الوضوح المكاني؛ لما يملكه من تشابه كبير مع مهارات التفسير البشرية في تحليل أهداف الصور وخصائصها؛ مثل: الشكل، والحجم، والاستجابة الطيفية. إلا أنه من خلال استعراض الدراسات السابقة لم يتسنى الوقوف على دراسة تطرقت أو بحثت في مجال استخلاص المباني من الصور الفضائية عالية الوضوح باستخدام التصنيف الهديفي (OBC)

المعتمدة على الخلية Pixel فقط؛ نظراً للاختلافات المعقدة في الخصائص الطبيعية والشكلية لهذه المناطق (Shekhar, 2012, p. 519).

وللتغلب على أوجه القصور في أسلوب التصنيف التقليدي القائم على الخلية Pixel، ولتسهيل التصنيف الدقيق للمناطق الحضرية؛ استخدم التصنيف الهديفي Object-Based Classification (OBC) لتصنيف بيانات الاستشعار عن بُعد واستخلاص الظواهر (Blaschke, 2010, p. 01; Kavzoglu, Erdemir, & Tonbul, 2016, p. 01; Liu & Xia, 2010, p. 187). حيث يسمح هذا التصنيف باستخدام المعلومات الطيفية ومعلومات أخرى؛ مثل: الشكل، والحجم، وعلاقات الجوار، والنسيج وغيرها، عن طريق تحليل أهداف الصور التي تنتج عن التجزئة (Oleire-Oltmanns, Coenradie, & Kleinschmit, 2011, p. 1713; Gaman-ya, De Maeyer, & De Dapper, 2009, p. 572). وقد انتشر استخدام هذا الأسلوب خلال العقدين الماضيين (Blaschke, 2010; Lang, 2008; Mustafa- fa, 2014; Opitz & Blundell, 2008) وذلك بفضل زيادة الوضوح المكاني للصور الفضائية، والتقدم في أجهزة الكمبيوتر والبرمجيات ونظريات تفسير الصور (Gao, 2008, p. 421; Mustafa, 2014, p. 23). وعليه فإن هذه الدراسة تستعرض قدرات أسلوب التصنيف الهديفي Object-Based Classification (OBC) باعتباره طريقة متقدمة وأكثر منطقية لاستخراج المباني بدقة أفضل من خلال التطبيق على مرئية ذات وضوح مكاني عالٍ بمقدار (٣١)

الوضوح المكاني.

● تقييم صحة أسلوب التصنيف الهديفي OBC في استخلاص المباني من الصور الفضائية عالية الوضوح، ومقارنته بالأسلوب التقليدي المبني على الخلية Pixel.

٤. خلفية أدبية

أُجري العديد من الدراسات فيما يتعلق باستخلاص المباني من صور الأقمار الصناعية عالية الوضوح بالاستفادة من تحليل الصور الهديفي، وقد تنوعت من حيث الأهداف والتطبيق والمنهجية، ومن ذلك دراسة Shi, Wan, Gao, & Wang (٢٠١٨)، التي استخدمت أسلوب التصنيف الهديفي -Object-Based Classification لاستخلاص الظواهر من مناطق تجريبية في مدينة ووهان بوسط الصين، باستخدام الصور الفضائية عالية الوضوح للقمر الصناعي World-View-2 و QuickBird. وقد استُخدمت استراتيجية دمج المنطقة من أسفل إلى أعلى لتقسيم مناطق الدراسة، حيث اختير مقياس ٤٨ (الشكل Shape ١، ٠، الترکز Compact ٦، ٠)، ومقياس ٨٠ (الشكل Shape ٢، ٠، الترکز Compact ٦، ٠) لصور القمر الصناعي WorldView-2 و QuickBird على التوالي، واستُخدمت خوارزمية Support Vector Machine (SVM) لتصنيف الصور بالاعتماد على عينات التدريب، واقتُرحت أداة Genetic Algorithms & Tabu Search (GATS) لاختيار سمات التصنيف، حيث طُبقت على ٢٤٩ سمة لاختيار

لأي من البيئات الحضرية في المملكة العربية السعودية. والتي تختلف سمات المباني فيها عن البيئات الأخرى من حيث الشكل والحجم والانعكاسات الطيفية؛ كما تختلف فيها سمات المناطق المفتوحة المحيطة بالمباني والتي تؤثر على صحة التصنيف بسبب التداخل الذي يحدث بين الانعكاسات الطيفية للمباني والمناطق المفتوحة. ومن هذا المنطلق تقوم هذه الدراسة بتقييم مرئي وإحصائي لأسلوب التصنيف الهديفي Ob-ject-Based Classification، لمعرفة ما إذا يمكن استخدام هذه الأسلوب للحصول على تصنيف واستخراج أدق للمباني في المناطق الحضرية مقارنة بالأساليب التقنية التقليدية المعتمدة على الخلية Pixel باستخدام المراثيات الفضائية لجزيرة تاروت الواقعة شرق المملكة العربية السعودية.

٣. أهداف الدراسة

تهدف هذه الدراسة إلى تحقيق الأهداف التالية:

● توظيف تقنيات الاستشعار عن بعد (Remote Sensing) لاستخلاص المباني من صور الأقمار الصناعية عالية الوضوح المكاني بأقصى دقة ممكنة، من خلال استخدام أسلوب التصنيف الهديفي OBC.

● توضيح الإجراءات اللازمة لاستخلاص المباني باستخدام التصنيف الهديفي، وإبراز نوعية التحديات التي توجه المستخدمين عند تطبيق هذا الأسلوب على الصور الفضائية عالية

اكتمالاً ودقيقة وفعالة في تصنيف الأراضي. كما توصلت الدراسة إلى أن طريقة تصنيف الجار الأقرب Nearest Neighbor أكثر ملاءمة من طريقة وظائف العضوية (Chaokui, Membership Function (Jun, Jianhui, Qinglan, & Qian, 2018).

كذلك دراسة Attarzadeh & Momeni (٢٠١٨) التي تهدف إلى استخلاص المباني من صور الأقمار الصناعية عالية الوضوح المكاني بالاعتماد على أسلوب التصنيف الهدي Ob-ject-Based Classification. وطُبِّقت الطريقة المقترحة على صورة QuickBird لمنطقة حضرية في مدينة أصفهان بإيران. حيث استُخدمت خوارزمية التجزئة متعددة الوضوح Multi-reso-lution Segmentation لإنشاء أهداف الصورة. واختيرت القيمة ٤٠ لمحدد المقياس، ووُزن اللون Color بـ ٧، ٠، والشكل Shape بـ ٣، ٠، وقد حُدِّدت القيمة ٥، ٠ لكل من التركز Compact والنعومة Smooth. وصُنِّفت باستخدام قواعد القرار Decision Rules؛ حيث قسِّمت الفئات إلى الطرق والنباتات والمناطق المفتوحة والظل، وقُسمت فئة المباني إلى عدة فئات، وقد اختيرت سمات الجوار والسياق والشكل؛ بالإضافة إلى السمات الطيفية للتصنيف. وقد حققت الطريقة المتبعة صحة شاملة Overall Accuracy بلغت ٨٥٪ على صورة QuickBird، ولتقييم مدى قابلية نقل المنهجية طُبِّقت مجموعة القواعد على جزء من صورة WorldView-1 لمدينة يزد، وكانت نتيجة الصحة الشاملة Overall Accuracy ٦١، ١٥٪.

السمات الأفضل للتصنيف. وقد أظهرت النتائج أن الصحة الشاملة Overall Accuracy للتصنيف للقمر الصناعي WorldView-2 و QuickBird بلغت ٨٩، ٥٠٪ و ٧٨٪ على التوالي، وبلغت قيمة كبا ٨٦، ٠ و ٧٢، ٠ على التوالي. كما توصلت الدراسة إلى أن طريقة GATS المقترحة يمكن أن تزيد من صحة التصنيف، إلا أنه لا يمكن تحديد عدد السمات المثلى آلياً (Shi, Wan, Gao, & Wang, 2018).

كذلك دراسة Chaokui, Jun, Jianhui, Qinglan, & Qian (٢٠١٨) التي تهدف إلى استخدام التصنيف الهدي Ob-ject-Based Classification لاستخلاص المباني السكنية من الصور الفضائية عالية الوضوح للقمر الصناعي QuickBird لمدينة خاتو، مقاطعة فوكيت، تايلاند. حيث استُخدم برنامج eCognition لتقسيم الصور باستخدام طريقة التجزئة متعددة المقياس، وقد اختير مقياس ١٦، ووُزن الشكل Shape بـ ٣، ٠، والتركز Compact بـ ٥، ٠. كما استُخدم أسلوب الجار الأقرب Nearest Neighbor ووظائف العضوية Membership Function لتصنيف منطقة الدراسة إلى خمس فئات أرضية، هي: المباني السكنية، والمساحات الخضراء، والطرق، والمناطق الترفيهية، والمناطق المكشوفة. وقد قُورنت نتائج التصنيف مع طريقة التصنيف المبنية على الخلية Pixel التقليدية، وأُجري تقييم لصحة التصنيف عن طريق حساب قيمة الاستقرار في التصنيف الذي بلغ ٢٨٨٢، ٠، وتظهر النتائج أن طريقة التصنيف الهدي Ob-ject-Based Classification المقترحة أكثر

(Attarzadeh & Momeni, 2018).

tion أن الصحة الشاملة Overall Accuracy بلغت ٦٧, ٨٩٪ ومعامل كبا Kappa Coefficient ٨٥, ٠, وهي نسبة أعلى بكثير من المصنفات المعتمدة على الخلية (Pixel Sun, Liu, Cao, Shi, & Wang, 2017).

ومن الدراسات العربية التي تناولت التصنيف الهديفي دراسة (المجلي والغامدي، ٢٠١٧م) التي تهدف إلى تصنيف واستخلاص الأراضي الفضاء في مدينة الرياض، من خلال صور الأقمار الصناعية عالية الوضوح باستخدام أداة التصنيف الهديفي (Objective Classification)، حيث اتبع الباحثان منهجية تضمنت معالجة البيانات وتهيئتها، ثم تحليل البيانات وتصنيف واستخلاص الأراضي الفضاء على سبع مراحل، وقد نتج من ذلك خرائط موضوعية توضح توزيع الأراضي الفضاء في منطقة الدراسة. كما بلغت صحة تصنيف واستخلاص الأراضي الفضاء ٨٤٪، وتوصي الدراسة بأهمية تطبيق هذا النوع من التصنيف للظواهر الجغرافية البشرية مقارنة بالأنواع الأخرى من التصنيف التي هي أكثر ملاءمة لظواهر البيئة الطبيعية.

والملاحظ على الدراسات السابقة أنها استخدمت أسلوب التصنيف الهديفي لاستخراج المباني من الصور الفضائية، عدا دراسة (المجلي والغامدي، ٢٠١٧م) التي استخدمت التصنيف الهديفي لاستخلاص الأراضي الفضاء. إلا أنه يلاحظ اختلاف المنهجية المتبعة وتباينها بشكل كبير، ويرجع التباين إلى اختلاف مناطق

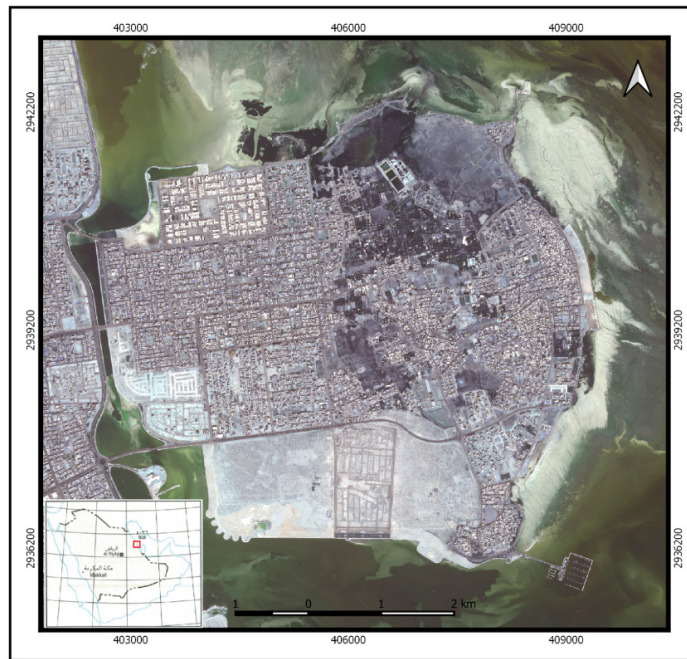
كذلك دراسة Sun, Liu, Cao, Shi, & Wang (٢٠١٧) التي استخدمت أسلوب التصنيف الهديفي Object-Based Classification لاستخلاص الظواهر من صور عالية الوضوح المكاني للقمر الصناعي GF-1 (GaoFen). لمنطقة معينة من قاعدة تشينشان النووية التي تقع في مقاطعة تشجيانغ، الصين. وأنتجت صورة Pan-sharpening عالية الوضوح باستخدام طريقة تحويل (Hue, Intensity, Saturation Rates)، حيث استخدمت طريقة التجزئة متعددة المقياس، واستخدمت أداة ROC of Change لتحديد محدد المقياس الأمثل. وقد اختير مقياس ٣٦ للمباني، وحُدِّدت قيمة الشكل Shape بـ ٢, ٠ والتركز Compact بـ ٦, ٠. في حين اختيرت مقاييس مختلفة لبقية الظواهر. وأجري التصنيف متعدد المستويات باستخدام شجرة القرار المستندة إلى القواعد Rule Based Decision Tree (RBDT)، ومصنف الجار الأقرب Nearest Neighbor، حيث قسّمت الفئات إلى مبانٍ سكنية، ومبانٍ صناعية، ومياه، وطرق، وأراضي زراعية، وغابات. ولتسهيل استخلاص المباني استخدمت طبقة الطرق والمياه المستخرجة من خريطة موضوعية لمنطقة الدراسة كطبقات مساعدة في التصنيف. وقُورنت نتائج التصنيف بمصنف الاحتمالات العظمى Maximum Likelihood Classifier ومصنف Support Vector Machine (SVM) المبني على الخلية Pixel، وتظهر نتيجة تقييم التصنيف الهديفي Object-Based Classification

من بين الخصائص الطيفية والهندسية لأهداف الصورة، ويحتوي على محددات تتناسب مع طبيعة المباني في منطقة الدراسة ويمكن تطبيقها على بيانات مشابهة.

٥. منطقة الدراسة

تقع جزيرة تاروت شرق المملكة العربية السعودية، الشكل رقم (١)، ضمن النطاق الممتد بين خطي طول (١٠، ٢٦) «١٠١» (٥٠، ٥٠) و (٧٥، ٢٦) «١٠٥» (٥٠، ٥٠) درج شرقاً، ودائرتي عرض (١١، ١٠) «٣٢» (٢٦، ٢٦) و (٩، ٧٢) «٣٦» (٢٦، ٢٦) درجة شمالاً. وتبلغ مساحتها ٣٢ كم^٢ تقريباً. وتتميز هذه الجزيرة بتنوع في الانعكاسات الطيفية بين التربة الجرداء والشواطئ الرملية والمياه والنباتات الساحلية لأشجار القرم والمزارع. كما تتميز

الدراسة ومساحتها ونمط المباني فيها، وكذلك اختلاف نوع ووضوح الصور الفضائية والبرامج المستخدمة في هذه الدراسات. وقد تميزت الدراسة الحالية عن الدراسات السابقة باستخدام منهجية مختلفة حيث طبقت خوارزمية NNDiffuse لدمج الصور؛ لتمييزها في تحديد حواف المباني بشكل أدق، كما تتميز بتفاصيل أكثر وأقل تشويشاً طيفياً من الصور الأخرى ذات الوضوح العالي الناتجة عن تقنيات الدمج الأخرى، كما طبقت في هذه الدراسة أداة اختيار محدد المقياس الأمثل Optimum Scale Parameter Selector (OSPS) لاختبار المقاييس الملائمة لتجزئة الصورة المستخدمة في الدراسة، كما تم إنشاء نموذج مقترح لقواعد القرار Decision Rules لاستخلاص المباني عن طريق تطوير معايير مختلفة لمجموعة القواعد



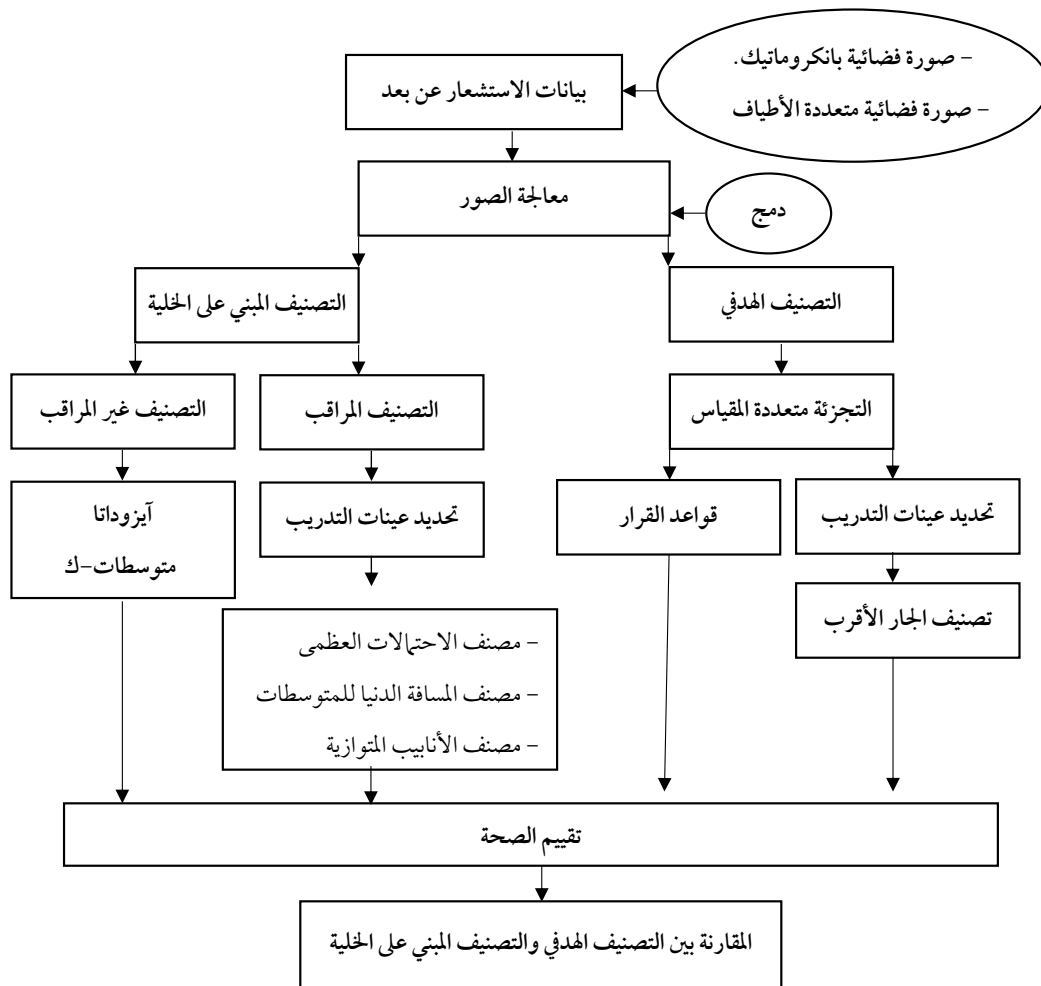
الشكل رقم (١). جزيرة تاروت شرق المملكة العربية السعودية (منطقة الدراسة).

الدراسة، باستخدام برمجيات الاستشعار عن بُعد، ومن ثم جدولة النتائج من أجل الاستعانة بها لإجراء التحليلات. وترتكز هذه الدراسة بشكل رئيس على توظيف تقنيات الاستشعار عن بُعد لاستخلاص المباني في المناطق الحضرية باستخدام الصور عالية الوضوح المكاني والطيفي. وبعد القيام بالدراسات الأولية قسّم العمل إلى مراحل، يتضمن كل منها مجموعة من المهام لتحقيق أهداف الدراسة كما يلي. الشكل رقم (٢).

أسطح المباني في هذه الجزيرة بخصائص تأخذ أشكالاً وأنماطاً مختلفة تجمع بين المباني القديمة المتراصة للأحياء القديمة؛ وأسطح المباني المعزولة والمحاطة بالأسوار في الأحياء الحديثة.

٦. منهج الدراسة وأسلوبها

تعتمد هذه الدراسة على المنهج التحليلي الكمي، وذلك باستخدام الطرق التجريبية الكمية لوصف الظواهر وصفاً كمياً عن طريق إجراء القياسات والحسابات الخاصة بمتغيرات



الشكل رقم (٢). المنهجية المتبعة في الدراسة

٧. البيانات المستخدمة في الدراسة

القرار Decision Rules. كما تم استخدام برنامج ENVI ١, ٥ لإجراء التصنيف المبني على الخلية غير المراقب Unsupervised Classification والمراقب Supervised Classification.

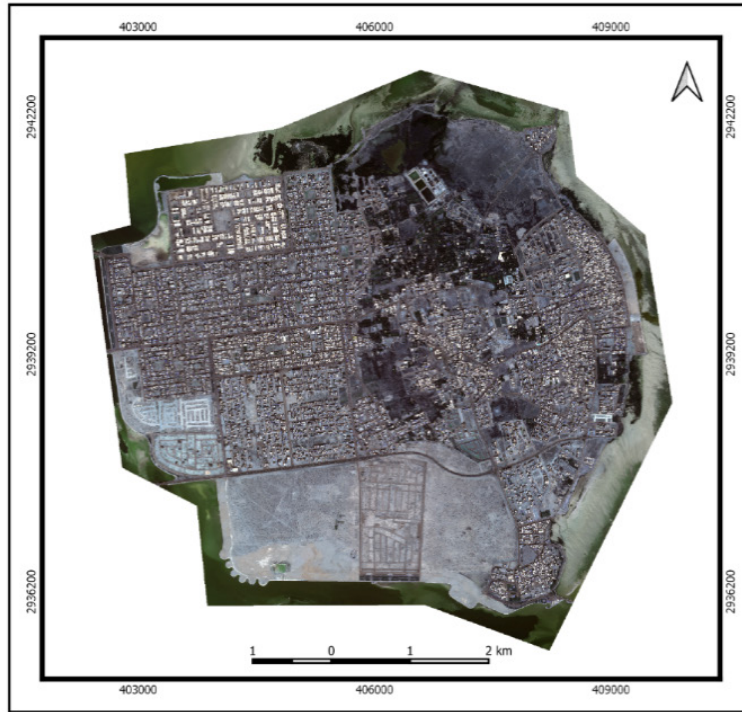
٩. مراحل الدراسة

تم تحديد منطقة الدراسة على الصور واقتطعت المنطقة المطلوبة بحيث تظهر جميع الخصائص المختلفة من مياه وشواطئ ومزارع ومناطق سكنية؛ وذلك لتسهيل العمليات الحسابية أثناء التصنيف. الشكل رقم (٣). وقد أُضيفت أجزاء من المياه المحيطة بالجزيرة لتقييم صحة أسلوب التصنيف الهديفي OBC في الفصل بين الظلال والمياه أثناء التصنيف.

اعتمدت الدراسة على صورة فضائية للقمر الصناعي WorldView-3 متعددة الأطياف بوضوح مكاني ١, ٢٤ متر، وتاريخ Apr 2016 من مدينة الملك عبد العزيز للعلوم والتقنية. بالإضافة إلى صورة فضائية للقمر الصناعي WorldView-3 بانكروماتيك، بوضوح مكاني ٠, ٣١ متر، وتاريخ Apr 2016 من مدينة الملك عبد العزيز للعلوم والتقنية، مصححة هندسياً من المصدر.

٨. البرامج والأدوات المستخدمة في هذه الدراسة

تم استخدام برنامج eCognition للتحليل الهديفي للصور الفضائية، باستخدام أسلوب الجار الأقرب Nearest Neighbor، وأسلوب قواعد



الشكل رقم (٣). تحديد وقص منطقة الدراسة.

١٠. تحسين الرؤية Image Enhancement:

يشير تحسين الصورة إلى عمليات الكمبيوتر التي تهدف تحديداً إلى زيادة الرؤية الطيفية للمعالم الأرضية محل الاهتمام؛ نتيجة للتلاعب بقيم وحدات الخلية Pixel في الصورة الأصلية. وقد يكون تحسين الصورة بمنزلة خطوة تمهيدية للتحليل اللاحق؛ مثل: اختيار عينات التدريب في التصنيف الخاضع للإشراف -Supervised Classification، أو أن يكون غاية في حد ذاتها (على سبيل المثال، للتفسير البصري). ويمكن تحسين جودة الصورة أو مظهرها بواسطة العديد من تقنيات المعالجة (Gao, 2008, p. 08). ويُعدُّ تحليل المركبات الرئيسية Principal Components Analysis (PCA) ودمج الصور (Image merging Fusion)؛ من أكثر الطرق شيوعاً واستخداماً في المعالجة الرقمية لصور الأقمار الصناعية (الجعدي، ١٤٣٠).

١١. دمج الصور Image Fusion:

يعد دمج الصور الفضائية Image Fusion إحدى أكثر طرق المعالجة الرقمية شيوعاً من أجل تحسين وتوضيح الكثير من المعلومات الواردة في الصورة قليلة الوضوح المكاني أو الطيفي. ويُعدُّ في طليعة الخطوات المهمة لتجهيز الصور الرقمية للتفسير والتحليل؛ لأنه يجمع بين بيانات صورتين مختلفتين في صورة واحدة تحتوي - إلى حدٍّ ما - على الخصائص الطيفية والمكانية لكلا الصورتين (الجعدي، ١٤٣٠). ففي الصورة المنتجة بواسطة الدمج يُحتفظ (تقريباً) بأفضل الخصائص لكلا الصورتين؛ حيث يُحتفظ بالصفة الطيفية للصورة متعددة الأطياف والخصائص المكانية للصورة البانكروماتية. ولذلك تظهر الصورة المحسنة طيفياً ومكانياً أكثر تفصيلاً من الصورتين قبل الدمج. وفي هذه الدراسة طُبِّقت خوارزمية NNDiffuse لدمج الصور لتمييزها



الشكل رقم (٤). دمج صورة بانكروماتيك Panchromatic عالية الوضوح مع صورة متعددة الأطياف Multispectral منخفضة الوضوح باستخدام خوارزمية NNDiffuse.

متوسطات -ك K-means المتوفرة في برنامج ENVI ٥,٣، وقد حُدِّدت ست فئات، وبسبب نتيجة التصنيف اتضح أن المصنفين تمكنا من تصنيف المباني والطرق والأراضي الفضاء بوصفها أصنافاً مستقلة؛ إلا أنها صنفا المباني إلى ثلاثة أصناف بناء على الانعكاس الطيفي لها، كما دججا كلاً من الظلال والمياه والنباتات في صنف واحد؛ لذلك خُفِّض عدد الفئات إلى أربع فئات.

ثانياً: التصنيف المراقب:

يلي التصنيف غير المراقب عادة التصنيف المراقب الذي يتم عبر تدخل الفني في اختيار المناطق المراد تصنيفها. وفي هذه الدراسة تم اختيار ست فئات تصنيف تتمثل في المباني، والمناطق المفتوحة، والطرق، والظلال، والنباتات، والمياه. ولتطبيق التصنيف المراقب لا بد من اختيار عينات تدريب لكل فئة، حيث حُدِّدت ٣٦٠ عينة تدريب بواقع ٦٠ عينة تدريب لكل فئة موزعة بشكل عشوائي على كامل منطقة الدراسة باستخدام طريقة البذور (Seeds) المتوفرة في برنامج ERDAS، وبما أن أسطح المباني تتباين بشكل عالٍ في الانعكاس اللوني وهو ما يؤثر على متوسط قيمة الانعكاس لعينات التدريب؛ فقد اختيرت مجموعة متنوعة من المباني الموجودة في منطقة الدراسة؛ مثل: المباني ذات الأسقف المظلمة، والأسقف ذات السطوح العالي، وأسقف القرميد، والأسقف المعدنية وغيرها. وقد فُحصت عينات التدريب باستخدام مؤشر

في تحديد حواف المباني بشكل أدق، كما تتميز بتفاصيل أكثر وأقل تشويشاً طيفياً من الصور الأخرى ذات الوضوح العالي الناتجة عن تقنيات الدمج الأخرى. الشكل رقم (٤).

١٢. التصنيف:

يعد التصنيف Classification إحدى أهم طرق المعالجة الرقمية التي تعمل على تحويل البيانات المتصلة Continuous Data للنطاقات المتعددة إلى بيانات منفصلة Discrete Data تتمثل في شكل خريطة موضوعية Thematic Map Mather, (1999). فكل خلية Pixel تعالج بوصفها وحدة مستقلة لها قيمة رقمية واحدة في النطاقات الطيفية المتعددة التي تتكون منها الصورة. بعد ذلك تجمع الخلايا معاً ويتم تصنيفها إلى أصناف Classes محددة حسب قيمها الرقمية (Campbell, 2002). واستخدم في هذه الدراسة التصنيف غير المراقب Unsupervised Classification، والتصنيف المراقب Supervised Classification للمساعدة في تقييم التصنيف الهديفي OBC.

أولاً: التصنيف غير المراقب:

يسبق عادة التصنيف غير المراقب التصنيفات الأخرى؛ لأنه يتم بشكل آلي دون تدخل الفني في اختيار المناطق المراد تصنيفها. ومن ثم تم تطبيق أسلوب التصنيف غير المراقب لاستخلاص المباني من الصورة الفضائية باستخدام خوارزمية آيزوداتا IsoData، وخوارزمية

Minimum Distance to Means Classifier، ومصنف الأنابيب المتوازية Parallelepiped Classifier. الشكل رقم (٦).

التباعد المحول (Transformed Divergence (TD)، لتقييم درجة الفصل الطيفي بين فئات التدريب المختارة. الشكل رقم (٥).

ثالثاً: التصنيف الهديفي OBC:

لإجراء التصنيف الهديفي OBC ينبغي تنفيذ ثلاث عمليات رئيسة متتالية، تبدأ بتجزئة الصورة، يليها تصنيف الصورة ثم التحقق من صحة التصنيف. وقد استُخدم برنامج eCognition لإجراء التصنيف الهديفي OBC حسب الخطوات التالية:

١. التجزئة باستخدام أسلوب Multi-reso-

lution Segmentation:

قبل البدء بتجزئة الصورة ينبغي تحديد عناصر مهمة تتمثل في أسلوب التجزئة، ومقياس التجزئة، وأوزان طبقات الصورة، وتكوين معيار التجانس (الوزن للشكل/ اللون Shape /Color، والوزن للاندماج/ النعومة Compact /Smooth). حيث جُزئت الصورة باستخدام أسلوب التجزئة متعددة الوضوح Multi-resolution Segmentation، ولأن جودة الأهداف التي ينتجها هذا الأسلوب تعتمد على اختيار المقياس المناسب فقد طُبِّقت أداة اختيار محدد المقياس الأمثل Optimum Scale Parameter Selector (OSPS) على منطقة الدراسة. الشكل رقم (٧).

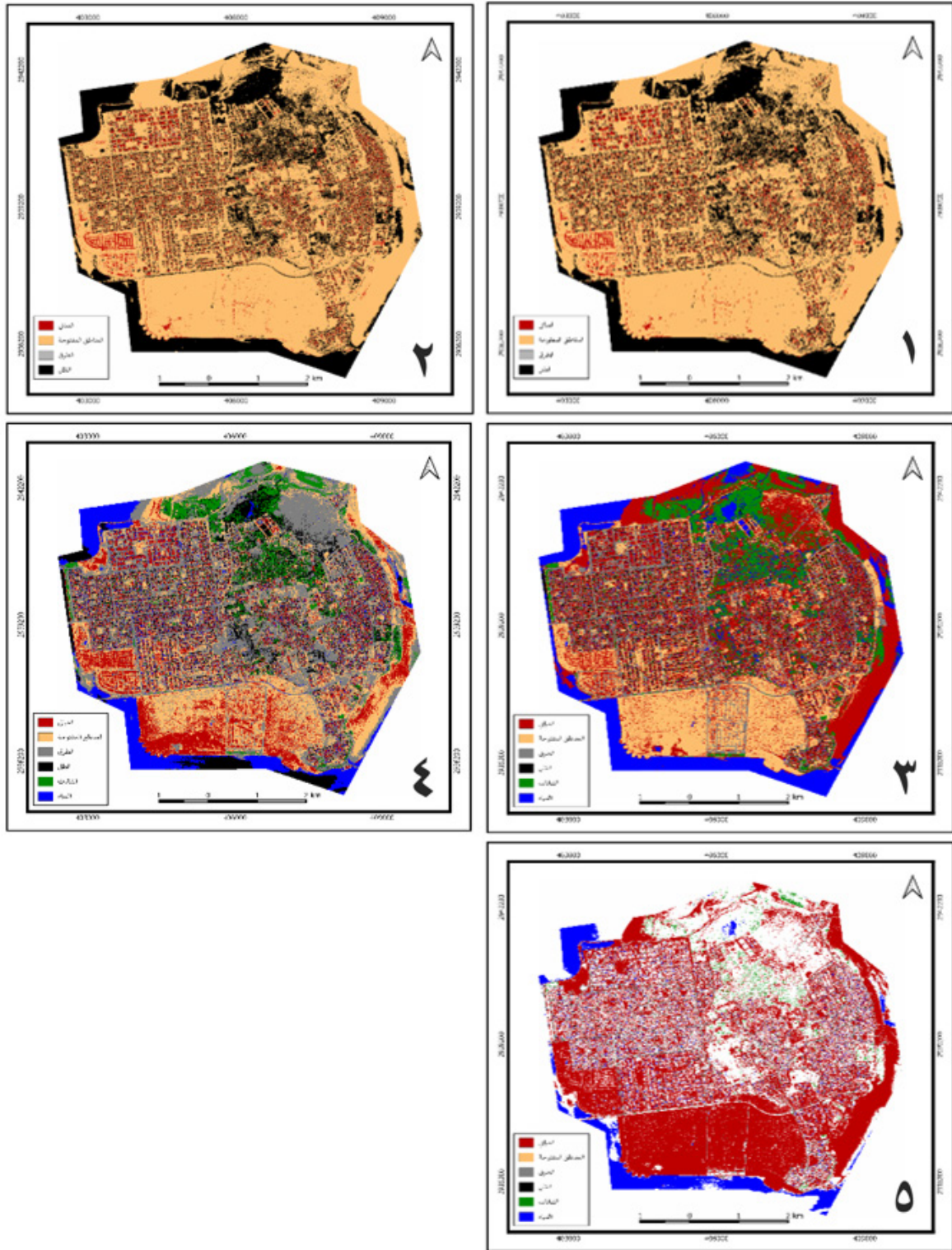
وبناء على نتائج تطبيق أداة OSPS تم تجزئة الصورة باستخدام المقاييس الناتجة من تطبيق

```
Buildings.shp:
Water.shp: (1.98359726 2.00000000)
Vegetation.shp: (1.96805235 2.00000000)
Shadow.shp: (1.96756884 2.00000000)
Roads.shp: (1.82579035 1.99999817)
Open_Area.shp: (1.65448067 1.98618097)
```

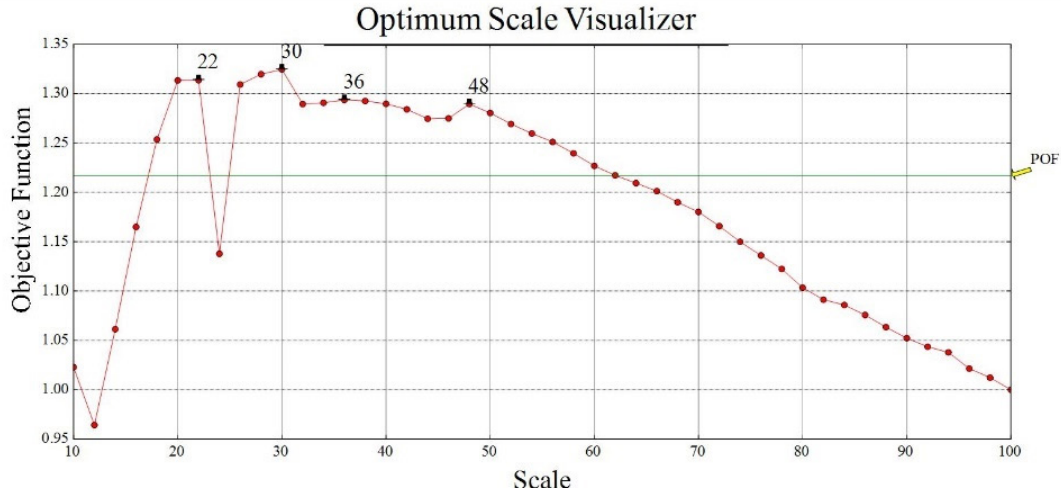
الشكل رقم (٥). تقييم درجة الفصل الطيفي بين فئات التدريب المختارة.

وتشير قيم التباعد المحول (TD) الواردة في الشكل أعلاه إلى الفصل الطيفي للمباني مقارنة مع خمس فئات تصنيف، وهذه القيم تدل ضمناً على صحة عينات التدريب. وقد قُدمت عينات التدريب التي اختيرت قيم فصل عالية بين فئة المباني من جهة، والمياه والنباتات والظل من جهة أخرى، حيث تراوحت ما بين ٩٦، ١ - ٢، إلا أن الفاصل بين عينات تدريب المباني والطرق أقل، حيث تراوحت ما بين ٨٢، ١ - ٩٩، ١. في حين تراوحت قيمة الفصل بين المباني والمناطق المفتوحة بين ٦٥، ١ - ٩٨، ١، ومع ذلك تُعدّ هذه القيم جيدة، وتشير إلى أن عينات التدريب منفصلة إلى حدٍّ ما.

أُجري التصنيف المراقب عن طريق إدخال الصورة الأصلية، وملف التوقيع من عينات التدريب، وإصدار صورة جديدة. وقد أُجري التصنيف المراقب باستخدام خوارزميات التصنيف المتوفرة في برنامج Envi 5.3، وهي: مصنف الاحتمالات العظمى Maximum Likelihood Classifier، ومصنف المسافة الدنيا للمتوسطات



الشكل رقم (٦). التصنيف باستخدام [١] خوارزمية آيزوداتا IsoData، [٢] متوسطات-K-means، [٣] الاحتمالات العظمى Maximum Likelihood، [٤] المسافة الدنيا للمتوسطات Minimum Distance to Means، [٥] الأنابيب المتوازية Paral-lelepiped.



الشكل رقم (٧). مقاييس التقسيم المثلى لمنطقة الدراسة المحددة بواسطة أداة OSPS.

فقد تراوح عدد عينات التدريب ما بين ٧٦ إلى ١٢٥ عينة تدريب؛ نتيجة لصغر مساحة المياه في منطقة الدراسة، ونتيجة لاختلاف أحجام الأهداف تبعاً لمقياس التقسيم. وقد طُبّق هذا الأسلوب باستخدام وظائف العضوية -Member- ship Functions المتوفرة في مصنف الجار الأقرب Nearest Neighbor، الشكل رقم (٨)، المتمثلة في المتوسط Mean، والسطوع Brightness، والانحراف المعياري Standard Deviation، والاختلاف الأقصى Maximum Difference (Max. diff). حيث صُنِّفت منطقة الدراسة إلى ست فئات أرضية، هي (المباني، والظلال، والمناطق المفتوحة، والطرق، والنباتات، والمياه). واستخرجت معلومات المباني في نهاية المطاف.

٣. التصنيف باستخدام أسلوب قواعد

القرار Decision Rules:

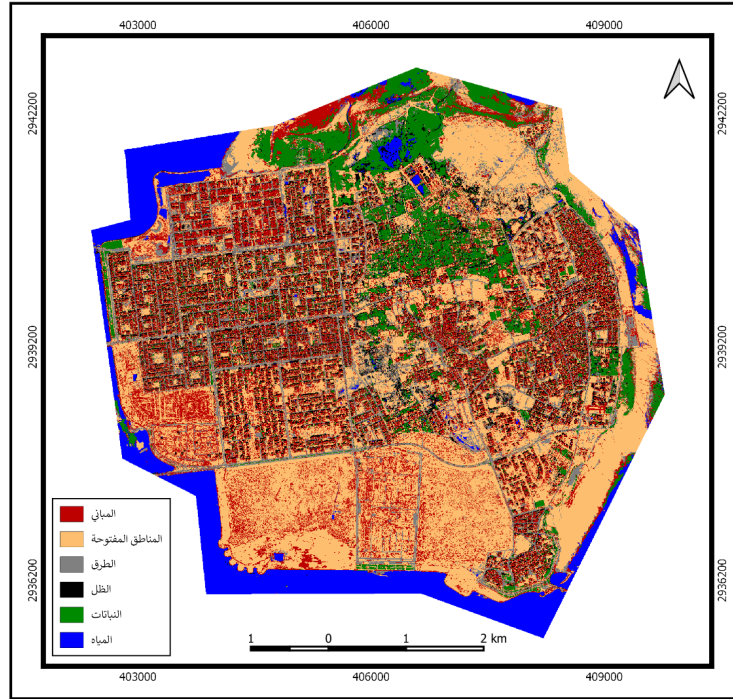
تفترض طريقة قواعد القرار Decision Rules

الأداة؛ حيث اختير المقياس ٢٢ لتجزئة الصورة. وطُبِّقت المحددات الافتراضية للشكل Shape والتركز Compact كالتالي (الشكل Shape ١, ٠، التركيز Compact ٥, ٠)، ووُزنت جميع الطبقات بالقيمة ١ حسب الإعدادات الافتراضية للبرنامج.

٢. التصنيف باستخدام أسلوب الجار

الأقرب Nearest Neighbor:

يعتمد هذا الأسلوب على الهدف بوصفه وحدة تصنيف بدلاً من الخلية Pixel المنفصلة المستخدمة في النهج القائم على الخلية Pixel. حيث يصنف أهداف الصورة بناءً على عينات معطاة للفئات المعنية. وتُحسب المسافة لكل هدف صورة إلى أقرب هدف عينة، ثم يُعيّن الهدف إلى فئة مناسبة وفقاً لتمثيل أقرب هدف عينة (De-veloper, 2008; Kavzoglu et al., 2016). اختيرت ١٢٥ عينة تدريب لكل فئة، ما عدا فئة المياه



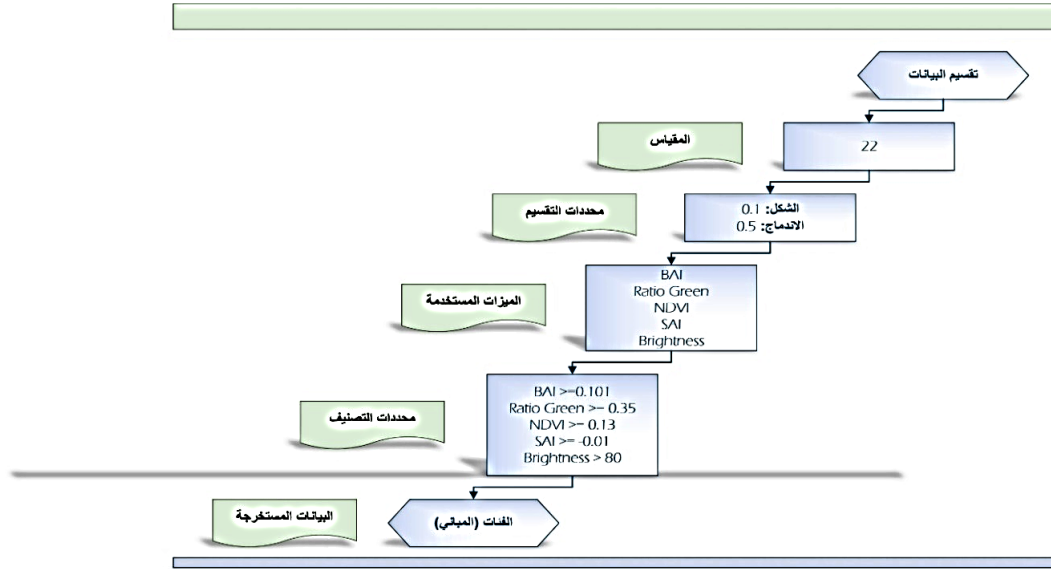
الشكل رقم (٨). نتيجة التصنيف الهديفي OBC باستخدام أسلوب الجار الأقرب Nearest Neighbor

مختلفة لمجموعة القواعد من بين الخصائص الطيفية والهندسية لأهداف الصورة. وبناء عليه تم اقتراح خطط تسلسلي لقواعد القرار Decision Rules يحتوي على محددات تتناسب مع منطقة الدراسة والصورة الفضائية المستخدمة في الدراسة، وقد طبقت هذه القواعد على مقياس ٢٢. الشكل رقم (١٠).

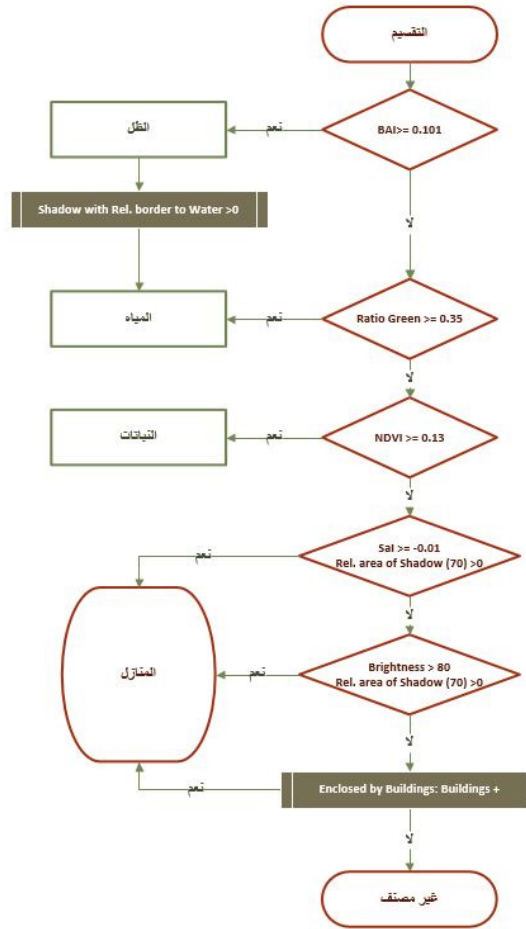
ولتحقيق تصنيف أفضل طبق مؤشر المنطقة المبنية (BAI) Built-up Area Index، لاستخلاص الظلال مع تحديد العتبة الأكبر من أو تساوي ١٠١، ٠، استناداً إلى المعادلة التالية (Chankon, Iabchoon, & Wongsai, 2015; Shahi, 2015; Shafri, Taherzadeh, Mansor, & Muniandy, 2015):

$$BAI = \text{Blue-NIR} / \text{Blue} + \text{NIR}$$

أنه يمكن تعريف السمات بإنشاء قواعد تستند إلى خصائص الهدف (على سبيل المثال: المكانية، والطيفية، والنسجية). تُحدد السمات استناداً إلى المعرفة البشرية حول أنواع السمات المختلفة. على سبيل المثال: يمكن تلخيص خصائص أسطح المباني كالتالي: (١) أسطح المباني لديها قيم Normalized Difference Vegetative Index (NDVI) ضئيلة أو معدومة، و(٢) تكون أشكال أسطح المباني قريبة من مستطيل، و(٣) تكون قيمة سطوع أسطح المباني ضمن نطاق معين. وقد تكون هذه القواعد كافية للتمييز بين أسطح المباني والفئات الأخرى حسب منطقة الدراسة. ويوضح الشكل رقم (٩) مخططاً هيكلياً مقترحاً لاستخلاص المباني عن طريق تطوير معايير



الشكل رقم (٩). المخطط الهيكلي لاستخلاص المباني باستخدام قواعد القرار Decision Rules.



الشكل رقم (١٠). المخطط التسلسلي لقواعد القرار Decision Rules المستخدمة في استخلاص المباني.

المجاورة للظلال بمسافة لا تزيد عن ٧٠ خلية؛
استناداً إلى المعادلة التالية (Tamimi, Ebadi, & Kiani, 2017, p. 274):

$$Sal = Red-Blue/Red+Blue$$

بعد ذلك حُدِّت المباني المجاورة للظلال
بمسافة لا تزيد عن ٧٠ خلية ذات السطوع
المرتفع باستخدام مؤشر السطوع Brightness مع
عتبة ٨٠ فأكثر؛ استناداً إلى المعادلة التالية
(Tamimi et al., 2017, p. 274):

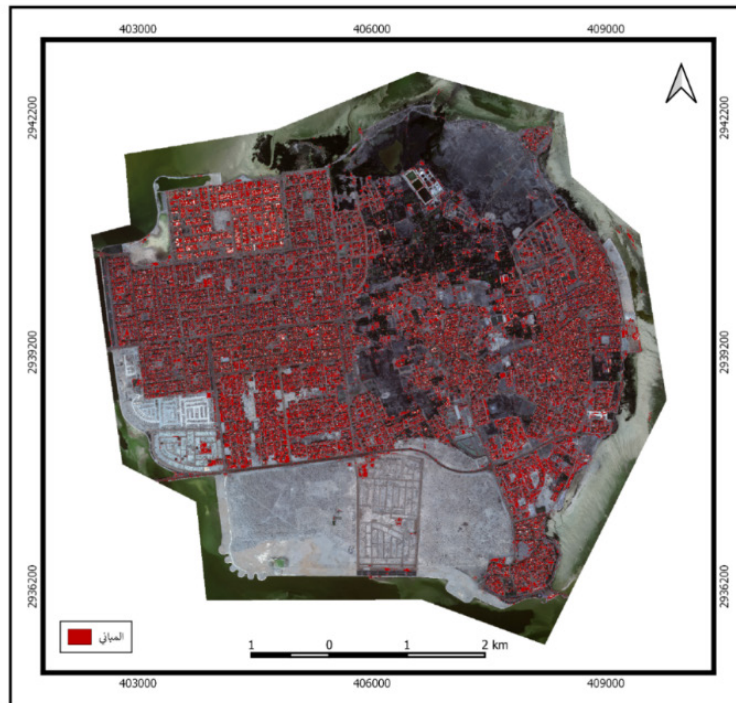
$$BI = Red^2 + Green^2 + Blue^2 / 3^{0.5}$$

ولتحسين نتائج التصنيف صُنِّفَت الأهداف
غير المصنفة التي تقع داخل المباني بوصفها
مباني. الشكل رقم (١١).

كما صُنِّف الظلال الذي يحقق العتبة
الأكبر من أو تساوي ٠,٣٥، للنسبة الخضراء
Ratio Green بوصفها مياهاً، وقد تبين أن الاعتماد
على علاقة الجوار بالظلال يحقق نتائج إيجابية،
لذلك حُدِّد الظلال المجاور للمياه على أنه
مياه. كما استُخرجت النباتات باستخدام مؤشر
الفرق الطبيعي للنباتات الخضراء
Normalized Difference Vegetative Index (NDVI)
مع عتبة أكبر من أو تساوي ٠,١٣، استناداً إلى
المعادلة التالية (Draft, 2015, p. 66):

$$NDVI = NIR-Red/NIR+Red$$

وقد طُبِّق مؤشر التشبع Saturation Index
مع عتبة أكبر من أو تساوي ٠,٠١، لتصنيف
المباني المعتمة، والمباني ذات السطح القرميد



الشكل رقم (١١). نتيجة التصنيف باستخدام قواعد القرار Decision Rules، على خلفية المرئية الفضائية للقمر الصناعي World-

١٣. التحليل والمناقشة

١٣, ١ التحليل البصري لنتائج التصنيف:

تبين من الفحص البصري لنتائج التصنيف أن استخلاص السطوح الصلبة بالاعتماد على التوقعات الطيفية - فقط - يُعدُّ مهمة شاقة، وقد يؤدي إلى أخطاء في التصنيف نظراً لوجود تداخل كبير بين التوقعات الطيفية. ويرجع ذلك إلى أن مواد السقف المختلفة في المباني تتراوح من الأسقف المغطاة بالبلاط، إلى القرميد، إلى الصبات الخرسانية، إلى الأسقف المعدنية، مع تركيبات الألوان المختلفة. ولذا فإن المعلومات الطيفية عن المباني هي معلومات غير متناسقة، وقد تؤثر على صحة التصنيف. كما لاحظت الدراسة أن الوضوح المكاني الأعلى يولد اختلافات طيفية أعلى عن طريق زيادة التباين الطيفي داخل الفئة. على سبيل المثال: يتضح أن أجزاء من أسطح المباني لديها انعكاس طيفي مختلف عن الأجزاء الأخرى؛ وهو ما قد يسبب أخطاء تصنيف طيفي بحتة تتمثل في تصنيف أجزاء من أسطح المباني بوصفها صنفاً مختلفاً عن الجزء الآخر من سطح المنزل. كما توجد صعوبة أخرى في تصنيف الصور في المناطق الحضرية تأتي من حقيقة أن العديد من أنواع الغطاءات الأرضية في المناطق الحضرية متشابهة طيفياً، فالطرق الإسفلتية لها توقيع طيفي مشابه جداً للأسقف الداكنة، مع عدم وجود خصائص امتصاص متميزة بينهما؛ كما تتشابه الأسقف الداكنة مع الظلال، ويمكن

لهذه الدرجة العالية من التباين الطيفي داخل الفئة الواحدة والتشابه الطيفي بين الفئات أن تسبب صحة تصنيف منخفضة في صور المناطق الحضرية عالية الوضوح عند استخدام طرائق التصنيف الطيفي البحتة.

وجدت الدراسة - أيضاً - أن العوامل التي تؤثر سلباً على دقة التصنيف القائم على الخلية Pixel في المناطق الحضرية هي الخلط بين أسطح المباني ذات السطوح المرتفع مع المناطق المفتوحة؛ وكذلك الخلط بين أسطح المباني ذات السطوح المنخفض مع الطرق المعبدة والظلال. وتزداد المشكلة تعقيداً مع أسطح المباني الطينية التي تملك خصائص طيفية مماثلة للتربة العارية.

١٣, ٢ تقييم الصحة والمقارنات الإحصائية:

لإجراء تقييم لصحة التصنيف لابد من اختيار عينات مرجعية ومقارنتها مع الفئات المصنفة، ويوجد العديد من الاستراتيجيات تستخدم لاختيار العينات؛ كاستراتيجية العينات العشوائية البسيطة، واستراتيجية العينات المنتظمة المكانية، واستراتيجية العينات المستندة إلى المعرفة السابقة (Xiaohua Zhu, et al., 2014, p. 10). وقد اختيرت العينات استناداً إلى المعرفة السابقة بواسطة استخدام مرئية منطقة الدراسة نفسها بوصفها صورة مرجعية؛ لما تتميز به من وضوح مكاني مرتفع يكفي للتحقق من صحة التصنيف. وقد اختيرت عينات الاختبار يدوياً، وكانت عبارة عن خلايا فردية وُزعت في جميع

خلية صور التصنيف. كما عُمِل إعادة تصنيف Reclassify للصورة المصنفة لتحويل التصنيف إلى فئتين فقط: مبانٍ، وغير مبانٍ. وعُمِلت مقارنة بين عينات الاختبار وملفات التصنيف باستخدام الأمر Combine المتوفر في برنامج ArcGIS. كما عُمِل قلب لمحور الجدول عن طريق الأمر Pivot المتوفر في برنامج ArcGIS لمقارنة التصنيف. وتم تحويل الجدول الناتج إلى برنامج إكسل لاستخراج الصحة الشاملة Overall Accuracy، ومعامل كبا Kappa Coefficient، وصحة المستخدم User's Accuracy، وصحة المنتج Producer's Accuracy. الجدول رقم (١).

أنحاء منطقة الدراسة في محاولة لوضعها بشكل عشوائي. ولكبر منطقة الدراسة اختير عدد ٦٨٨٠ عينة اختبار على هيئة نقاط، حيث اختير عدد ١٩٩٩ عينة اختبار للمباني، كما اختير عدد ٤٨٨١ عينة اختبار لغير المباني. الشكل رقم (١٢).

لتقييم صحة التصنيف تم إنشاء مصفوفة الخطأ Error Matrix التي تعتبر أداة قوية لتقييم صحة التصنيف (Congalton & Green, 2008). وقد حُوِلت عينات الاختبار إلى صورة خلوية Raster بحيث يكون حجم الخلية Pixel مساوياً لحجم



الشكل رقم (١٢). توزيع نقاط اختبار صحة التصنيف على منطقة الدراسة.

جدول رقم (١). المقارنة بين صحة أساليب التصنيف المستخدمة لاستخلاص المباني

المصنف	خوارزمية التصنيف	الصحة الشاملة Overall % Accuracy	معامل كبا Kappa % Coefficient	صحة المستخدم User's % Accuracy	صحة المنتج Producer's % Accuracy
التصنيف غير المراقب Unsupervised Classification	متوسطات -ك K-means	٨٢,٥٢	٥٤,٤٤	٧٦,٠٩	٥٨,١٢
	آيزوداتا IsoData	٨٢,٦٥	٥٤,٧٢	٧٦,٥٤	٥٨,١٢
التصنيف المراقب Supervised Classification	الأنابيب المتوازية Parallelepiped	٦٨,٧٣	٢١,٩٨	٤٥,٨٠	٤١,٤٧
	المسافة الدنيا للمتوسطات Minimum Distance to Means	٨٤,٧٥	٦٣,٢٤	٧٣,٢٦	٧٤,٨٣
	الاحتمالات العظمى Maximum Likelihood	٨٨,٦٠	٧٣,٨٢	٧٥,٥٣	٨٩,٨٩
التصنيف الهديفي Object-Based Classification	قواعد القرار Decision Rules	٨٩,٥٢	٧٥,٨٧	٧٧,٠٥	٩١,٠٤
	الجار الأقرب Nearest Neighbor	٩١,٤١	٧٨,٨٢	٨٧,٥١	٨٢,٢٣

كبا ٨٧,٥٢٪، وقد ارتفعت صحة التصنيف الشاملة للتصنيف الهديفي OBC باستخدام مصنف الجار الأقرب لتصل إلى ٩١,٤١٪، وبلغت قيمة معامل كبا ٧٨,٨٢٪.

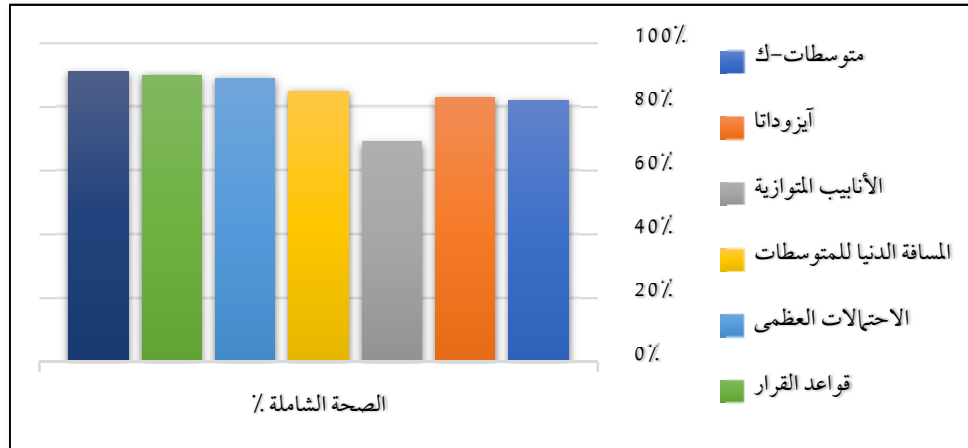
وقد جاءت مصنفات التصنيف المراقب في المرتبة الثانية من حيث صحة التصنيف، ما عدا مصنف الأنابيب المتوازية، حيث بلغت الصحة الشاملة لمصنف الاحتمالات العظمى ٨٨,٦٠٪، وقيمة معامل كبا ٧٣,٨٢٪، وانخفضت الصحة الشاملة في مصنف المسافة الدنيا للمتوسطات لتصل إلى ٨٤,٧٥٪، وبلغت قيمة معامل كبا ٦٣,٢٤٪، كما انخفضت الصحة الشاملة في مصنف الأنابيب المتوازية لتصل إلى ٦٨,٧٣٪.

توضح النتائج أن مصنفات التصنيف الهديفي OBC والتصنيف المبني على الخلية؛ حققت نتائج جيدة من حيث الصحة الشاملة، إذا ما استثنينا مصنف الأنابيب المتوازية Parallelepiped Classifier؛ حيث تراوحت ما بين ٨٢,٥٢٪ و ٩١,٤١٪، الشكل رقم (١٣)، إلا أن مصنفات التصنيف الهديفي قدمت نتائج أكثر صحة، مقارنة بأساليب التصنيف المبينة على الخلية، ويمكن الاعتماد عليها في اتخاذ القرار.

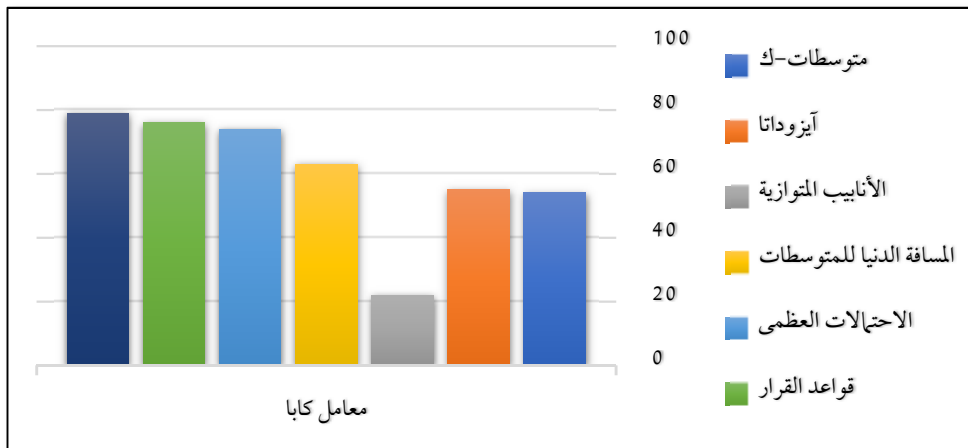
وقد جاءت مصنفات التصنيف الهديفي OBC في المرتبة الأولى حيث بلغت الصحة الشاملة للتصنيف الهديفي OBC باستخدام وظيفة العضوية Decision Rules ٨٩,٥٢٪، وبلغت قيمة معامل

أما صحة المستخدم User's Accuracy فقد تراوحت ما بين ٤٥,٨٠٪ و ٨٧,٥١٪، وقد حقق مصنف الجار الأقرب Nearest Neighbor أفضل صحة مستخدم بنسبة ٨٧,٥١٪، يليه مصنف قواعد القرار Decision Rules الذي حقق ٧٧,٠٥٪. وعلى غير المتوقع حققت مصنفات التصنيف غير المراقب صحة مستخدم أفضل من مصنفات التصنيف المراقب؛ حيث بلغت صحة المستخدم لمصنف آيزوداتا IsoData ومصنف

وبلغت قيمة معامل كبا ٩٨,٢١٪، وجاءت مصنفات التصنيف غير المراقب في المرتبة الثالثة والأخيرة من حيث صحة التصنيف، حيث بلغت الصحة الشاملة للتصنيف باستخدام خوارزمية متوسطات-ك K-means ٨٢,٥٢٪، وبلغت قيمة معامل كبا ٤٤,٥٤٪، وبلغت الصحة الشاملة لخوارزمية آيزوداتا IsoData ٨٢,٦٥٪، وقيمة معامل كبا ٥٤,٧٢٪. الشكل رقم (١٤).



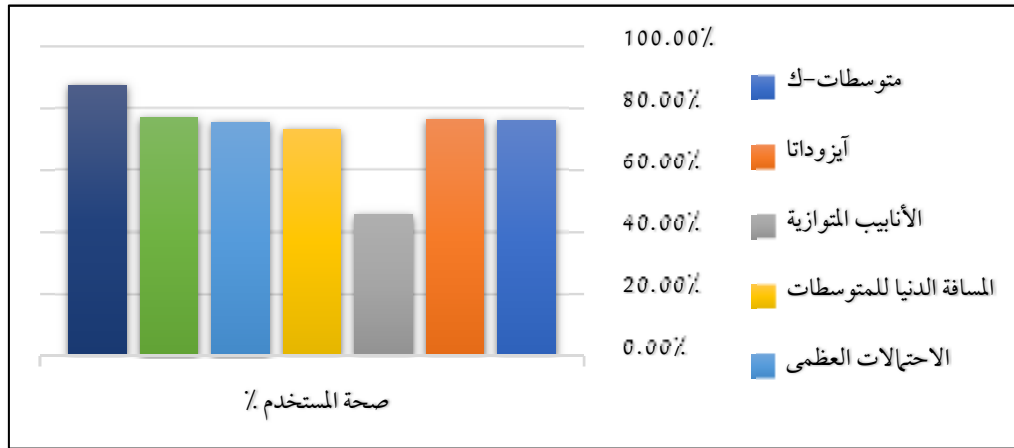
الشكل رقم (١٣). الصحة الشاملة Overall Accuracy لطرق التصنيف المستخدمة لاستخلاص المباني.



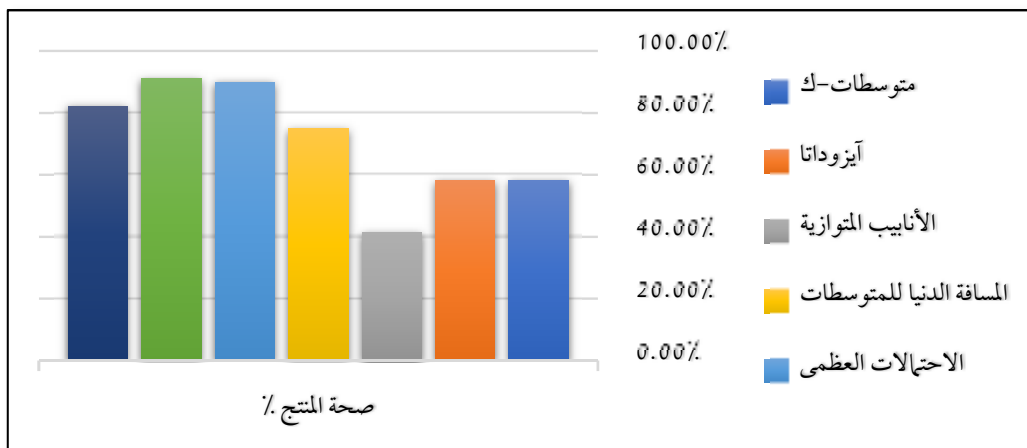
الشكل رقم (١٤). معامل كبا Kappa Coefficient لطرق التصنيف المستخدمة لاستخلاص المباني.

أما صحة المنتج Producer's Accuracy فقد تراوحت ما بين ٤٧,٤١٪ و ٩١,٠٤٪، حيث حقق مصنف قواعد القرار Decision Rules أعلى صحة منتج بنسبة ٩١,٠٤٪، يليه مصنف الاحتمالات العظمى الذي حقق ٨٩,٨٩٪ متفوقاً بذلك على مصنف الجار الأقرب حيث بلغت صحة المنتج لهذا المصنف ٨٢,٢٣٪. في المقابل حقق مصنف الأنابيب المتوازي أقل صحة منتج بنسبة ٤٧,٤١٪، يليه مصنف متوسطات-ك

متوسطات-ك K-means ٧٦,٥٤٪ و ٧٦,٠٩٪. على التوالي. في المقابل حققت مصنفات الاحتمالات العظمى والمسافة الدنيا للمتوسطات والأنابيب المتوازية في التصنيف المراقب صحة مستخدم بلغت ٧٥,٥٣٪ و ٧٣,٢٦٪ و ٤٥,٨٠٪ على التوالي. ومما سبق نستنتج أن جميع مصنفات التصنيف الهديفي تفوقت على مصنفات التصنيف المبني على الخلية (المراقب، غير المراقب) في صحة المستخدم. الشكل رقم (١٥).



الشكل رقم (١٥). صحة المستخدم User's Accuracy لطرق التصنيف المستخدمة لاستخلاص المباني.



الشكل رقم (١٦). صحة المنتج Producer's Accuracy لطرق التصنيف المستخدمة لاستخلاص المباني.

يفضل اللجوء إلى هذا الأسلوب بدلاً من أسلوب التصنيف الهديفي الأكثر تعقيداً.

١٤. الخاتمة

قدمت هذه الدراسة نظرة عامة على أسلوب التصنيف الهديفي مع شرح المفاهيم الأساسية لهذا الأسلوب ومقارنته بالتصنيف المعتمد على الخلية (التصنيف المراقب والتصنيف غير المراقب). وقد قُدم نموذج مقترح لاستخلاص المباني في المناطق الحضرية بطريقة شبه آلية باستخدام أسلوب قواعد القرار Decision Rules في التصنيف الهديفي OBC. ونتيجة لمتابعة نتائج الدراسة تبين أن أهداف الدراسة المذكورة سابقاً حُققت بكفاءة، كما كشفت الدراسة بأن التصنيف الهديفي OBC أثبت قدرته بوصفه إطاراً منهجياً فعالاً وكفئاً لكسب المعرفة حول المباني في المناطق الحضرية. وقد أوصت الدراسة بتطبيق أسلوب التصنيف الهديفي لاستخلاص المباني في المناطق الحضرية باستخدام صور عالية الوضوح المكاني والطيفي، بوصفه أسلوباً فعالاً ودقيقاً لدعم المخططين وصانعي القرار.

١٥. المصادر والمراجع

المصادر العربية

الجميادي، فرحان حسين. «الأساليب الأساسية في المعالجة الرقمية لصور الأقمار الصناعية باستخدام برنامج -Erdas». مركز بحوث كلية الآداب، العدد (١٣٧)، (٢٠٠٩م).

K-means، ثم مصنف آيزوداتا IsoData بنسبة ١٢، ٥٨٪، يليه مصنف المسافة الدنيا للمتوسطات بنسبة ٨٣، ٧٤٪. الشكل رقم (١٦).

وقد تبين من العرض السابق أن التصنيف الهديفي OBC فعال للغاية في تصنيف الصور متعددة الأطياف في البيئات الحضرية، ويتفوق على التصنيف المراقب وغير المراقب في التعرف إلى المباني في المناطق الحضرية، إلا أنه ينبغي الإشارة إلى أن مراحل التصنيف الهديفي OBC النموذجي، أكثر من مراحل التصنيف المراقب وغير المراقب، حيث يبدأ التصنيف الهديفي OBC بالتجزئة، يتبعها التصنيف، ثم يتبعه اختيارياً إجراء التحقق من صحة التصنيف. وللحصول على صحة جيدة في التصنيف الهديفي ينبغي تحديد قيم مناسبة لمحددات المقياس Scale، والشكل Shape، والتركيز Compact. والتي تعتبر عملية معقدة للغاية؛ نظراً للحساسية العالية لمحددات مقياس التجزئة.

وقد أفادت نتائج المقارنة بين كلتا الطريقتين أنه على الرغم من تفوق أساليب التصنيف الهديفي؛ إلا أنه لوحظ أن مصنف الاحتمالات العظمى في التصنيف المراقب حقق صحة شاملة قريبة جداً لأسلوب قواعد القرار في التصنيف الهديفي، ومع أن أسلوب قواعد القرار لا يحتاج إلى عينات تدريب، إلا أن العمل على تطوير محددات هذا الأسلوب يستغرق وقتاً طويلاً، وقد تكون النتائج غير مرضية. وعليه فإن سهولة وسرعة تنفيذ مصنف الاحتمالات العظمى في التصنيف المراقب قد تجعل المستخدم

Baud, ISA, Namperumal Sridharan, and Karin Pfeffer. "Mapping Urban Poverty for Local Governance in an Indian Mega-City: The Case of Delhi." *Urban Studies* 45, no. 7, (2008).

Blaschke, Thomas. "Object Based Image Analysis for Remote Sensing." *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing* 65, no. 1, (2010).

Campbell, James B. *Introduction to Remote Sensing*. Third edition ed.: Taylor & Francis, 2002.

Chankon, Kanoksuk, Sanwit Iabchoon, and Sangdao Wongsai. "Urban Land Use Mapping Based on Object-Based Image Analysis Using Worldview-3 Satellite Imagery." In *36th Asian Conference on Remote Sensing* 2015. Metro Manila Philippines, 2015.

Chaokui, Li, Fang Jun, Chen Jianhui, Zhou Qinglan, and Zhou Qian. "Multiple-Scale Object-Oriented Building Extraction Method from High Resolution Image." *African Journal of Engineering Research* 6, no. 1, (2018).

Congalton, Russell G, and Kass Green. *Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practices*. CRC press, 2008.

De Paul, Obade Vincent. "Remote Sensing: New Applications for Urban Areas." *Proceedings of the IEEE* 12, no. 95, (2007).

Developer, Definiens. "Developer User Guide, Version 7." München: Definiens AG, (2008).

Draft. *Land Cover Mapping Using Satellite Data*. ICIMOD, 2015.

Gamanya, Ruvimbo, Philippe De Maeyer, and Morgan De Dapper. "Object-Oriented Change Detection for the City of Harare, Zimbabwe." *Expert Systems with Applications* 36, no. 1, (2009).

Gao, Jay. *Digital Analysis of Remotely Sensed Imagery*. McGraw-Hill Professional, 2008.

المجلى، فيصل بن سليمان، وعلي بن معاضة الغامدي. «التصنيف الهدي لاستخلاص الأراضي الفضاء من صور الأقمار الصناعية عالية الوضوح: دراسة تطبيقية على مدينة الرياض». *مجلة العمارة والتخطيط*، م ٢٩ (٢)، (٢٠١٧م).

Arabic References

Al-Juaidi, Farhan Hussein. "The Essential Methods for Digital Processing of Satellite Images Using a Program - Erdas." *College of Arts research center*, no. 137, (2009).

Majalli, Faisal S. Al-, and Ali M. Al- Ghamdi. "Object Classification of High Resolution Satellite Images for Extraction of Vacant Lands: An Applied Study on Riyadh City." *Journal of Architecture and Planning (JAP) - King Saud University* 29, no. 2, (2017).

English References

Angeles, Gustavo, Peter Lance, Janine Barden-O'Fallon, Nazrul Islam, AQM Mahbub, and Nurul Islam Nazem. "The 2005 Census and Mapping of Slums in Bangladesh: Design, Select Results and Application." *International Journal of Health Geographics* 8, no. 1, (2009).

Attarzadeh, Reza, and Mehdi Momeni. "Object-Based Rule Sets and Its Transferability for Building Extraction from High Resolution Satellite Imagery." *Journal of the Indian Society of Remote Sensing* 46, no. 2, (2018).

Bachofer, Felix, and Volker Hochschild. "A Svm-Based Approach to Extract Building Footprints from Pléiades Satellite Imagery." In *GeoTechRwanda 2015*. Kigali, 2015.

- Sensing 3, no. 8, (2011).
- Opitz, D, and S Blundell.** "Object Recognition and Image Segmentation: The Feature Analyst® Approach." In Object-Based Image Analysis: Springer, 2008.
- Shahi, Kaveh, Helmi ZM Shafri, Ebrahim Taherzadeh, Shattri Mansor, and Ratnasamy Muniandy.** "A Novel Spectral Index to Automatically Extract Road Networks from Worldview-2 Satellite Imagery." The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science 18, no. 1, (2015).
- Shekhar, Sulochana.** "Detecting Slums from Quick Bird Data in Pune Using an Object Oriented Approach." International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences 39, no. 8, (2012).
- Shi, Lei, Youchuan Wan, Xianjun Gao, and Mingwei Wang.** "Feature Selection for Object-Based Classification of High-Resolution Remote Sensing Images Based on the Combination of a Genetic Algorithm and Tabu Search." Computational intelligence and neuroscience 2018, (2018).
- Shrivastava, Neeti, and Praveen Kumar Rai.** "An Object Based Building Extraction Method and Classification Using High Resolution Remote Sensing Data." Paper presented at the Forum Geografic, 2015.
- Šliužas, Ričardas Vytautas.** Managing Informal Settlements: A Study Using Geo-Information in Dar Es Salaam, Tanzania. 2004.
- Sliuzas, RV, N Kerle, and M Kuffer.** "Object-Oriented Mapping of Urban Poverty and Deprivation." Proceedings of the 4th EARSeL workshop on remote sensing for developing countries in conjunction with GISDECO 8 : June 4-7, 2008, Istanbul, Turkey / European Association of Remote Sensing Laboratories (EARSeL), 2008. 12 p. Istanbul, Turkey: EARSeL, (2008).
- Kavzoglu, T, M Yildiz Erdemir, and H Tonbul.** "A Region-Based Multi-Scale Approach for Object-Based Image Analysis." International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences 41, (2016).
- Khurana, M, and V Wadhwa.** "Automatic Building Detection Using Modified Grab Cut Algorithm from High Resolution Satellite Image." Int J Adv Res Comput Commun Eng 4, no. 8, (2015).
- Kulkarni, Amit.** "An Object-Based Image Analysis Approach for Detecting Urban Impervious Surfaces." Louisiana State University, 2012.
- Lang, S.** "Object-Based Image Analysis for Remote Sensing Applications: Modeling Reality—Dealing with Complexity." In Object-Based Image Analysis: Springer, 2008.
- Liu, Desheng, and Fan Xia.** "Assessing Object-Based Classification: Advantages and Limitations." Remote Sensing Letters 1, no. 4, (2010).
- Manno-Kovács, Andrea, and Ali Ozgun Ok.** "Building Detection from Monocular Vhr Images by Integrated Urban Area Knowledge." IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters 12, no. 10, (2015).
- Mather, Paul M.** "Land Cover Classification Revisited." Advances in remote sensing and GIS analysis, (1999).
- Mustafa, Mustafa Mahmoud El-Abbas.** "Assessing, Monitoring and Mapping Forest Resources in the Blue Nile Region of Sudan Using an Object-Based Image Analysis Approach." Institute of Photogrammetry and Remote Sensing, 2014.
- Oleire-Oltmanns, Sebastian, Bodo Coenradie, and Birgit Kleinschmit.** "An Object-Based Classification Approach for Mapping Migrant Housing in the Mega-Urban Area of the Pearl River Delta (China)." Remote

- Zhao, Lingjun, Xiaoguang Zhou, and Gangyao Kuang.** "Building Detection from Urban Sar Image Using Building Characteristics and Contextual Information." *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing* 2013, no. 1, (2013).
- Sumer, E, and M Turker.** "Building Detection from High-Resolution Satellite Imagery Using Adaptive Fuzzy-Genetic Approach." *Proceedings of GEOBIA 2008*, (2008).
- Sun, Zhong-ping, Suhong Liu, Fei Cao, Yuanli Shi, and Chang-zuo Wang.** "Fine Classification of Construction Land Using High-Resolution Remote Sensing Images: A Case Study in Planning Restricted Zone of Nuclear Power Plant." *Arabian Journal of Geosciences* 10, no. 22, (2017).
- Tamimi, E, H Ebadi, and A Kiani.** "Hybrid Optimization of Object-Based Classification in High-Resolution Images Using Continuous Ant Colony Algorithm with Emphasis on Building Detection." *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences* 42, (2017).
- Vakalopoulou, Maria, Konstantinos Karantzas, Nikos Komodakis, and Nikos Paragios.** "Building Detection in Very High Resolution Multispectral Data with Deep Learning Features." Paper presented at the Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2015 IEEE International, 2015.
- Xiaohua Zhu, Lingling Ma, Yongguang Zhao, and Academy of Opto-Electronics (China).** "A Sampling Strategy Based on Cgm for Lai Measurements over Non-Uniform Surface." Paper presented at the Remote Sensing for Agriculture, Ecosystems, and Hydrology XVI, 2014.
- Yan, Yiming, Zhichao Tan, Nan Su, and Chunhui Zhao.** "Building Extraction Based on an Optimized Stacked Sparse Autoencoder of Structure and Training Samples Using Lidar Dsm and Optical Images." *Sensors* 17, no. 9, (2017).

Evaluation of the Object-Based Classification (OBC) Method for Extracting Buildings from Satellite Images

Abdullah Muhammad Almuthibi

Ministry of Education

Saudi Arabia

aalmuthibi@gmail.com

Farhan Hussein Al-Juaidi

King Saud University

farhan@ksu.edu.sa

Received 2/9/2019; accepted for publication 30/12/2019

Abstract. This study uses the Object-Based Classification OBC method to extract buildings from World-View-3 satellite imagery with high spatial resolution for urban environments. The results are compared to traditional classification Pixel-based methods such as Supervised Classification and Unsupervised Classification. To apply this method, Tarout Island was chosen because of the diversity of its surroundings in terms of water, vegetation and marshes, and the diversity of its urban planning ranging between ancient and modern neighborhoods. Buildings were extracted using Nearest Neighbor and Decision Rules in the OBC method. To test the accuracy, an accuracy assessment was applied. Also, a number of statistical comparisons of results were made with traditional classification Pixel-based methods that included IsoData classifiers, K-means in the Unsupervised Classification, Maximum Likelihood Classifier, Minimum Distance to Means Classifier, and Parallelepiped Classifier in Supervised Classification. Thematic maps were produced using all the previous methods, and their quality was assessed using the Overall Accuracy test, and Kappa Coefficient. The study concluded that the OBC methods achieved high accuracy in extracting buildings in urban areas compared to the traditional Pixel-based methods. The study recommends that more models could be developed to help improve classification in the OBC environment.

Key words: Object-Based Classification; Remote-Sensing; Satellite images; Buildings Extraction; Tarout Island.